8A

УДК 004.93

А.М. Ахметшин, К.А. Ахметшин
Днепропетровский национальный университет, г. Днепропетровск, Украина
akhmlu@mail.ru

Классификация радиологических изображений в пространстве признаков ядер Вольтерра

Рассмотрены информационные возможности нового метода классификации радиологических изображений. Суть метода основана на разделении анализируемых компонент на две составляющие, при этом высокочастотная компонента рассматривается в качестве входной, а низкочастотная – в качестве выходной составляющей нелинейного формирующего фильтра, описываемого ядрами Вольтерра второго порядка. Представлены результаты реальной проверки работоспособности метода.

Введение

Одной из важных задач медицины является ранняя диагностика и профилактика остеопороза, приводящего к увеличению пористости костной структуры из-за «вымывания» кальция вследствие нарушения поцессов обмена веществ в организме. В настоящий момент диагностика возможна только на основе анализа радиологических изображений (рентгенограммы, компьютерная томография). Однако информационные возможности визуального анализа радиологических изображений серьезно затруднены влиянием трех основных факторов, потенциально приводящих к многочисленным ошибкам диагностики:

1) недостаточной чувствительностью рентгеновских лучей к небольшим локальным вариациям изменений плотности костных структур;

2) недостаточной чувствительностью человеческого глаза, воспринимающего, в соответствии с законом Вебера [1], лишь 2% перепады яркости, причем это значение существенно зависит от окружающего фона;

3) недостаточной пространственной разрешающей способностью радиологических изображений (в рентгеновской томографии решение этой проблемы связано с необходимостью увеличения числа проекций, однозначно приводящих к увеличению степени радиологической нагрузки на организм, а в простых рентгеновских аппаратах это связано с проблемой фокусировки рентгеновских лучей [2]).

Все вместе взятое это означает, что снятые, например, с промежутком в один год радиологические изображения могут фактически не различаться с точки зрения визуального анализа, тогда как на самом деле костная структура может претерпевать существенные физико-биологические изменения.

Целью данной работы является демонстрация информационных возможностей принципиально нового подхода к задаче классификации радиологических изображений костных структур, основанного на использовании признаков ядер Вольтерра, применяющихся для анализа нелинейных систем.

Математическая модель костной структуры

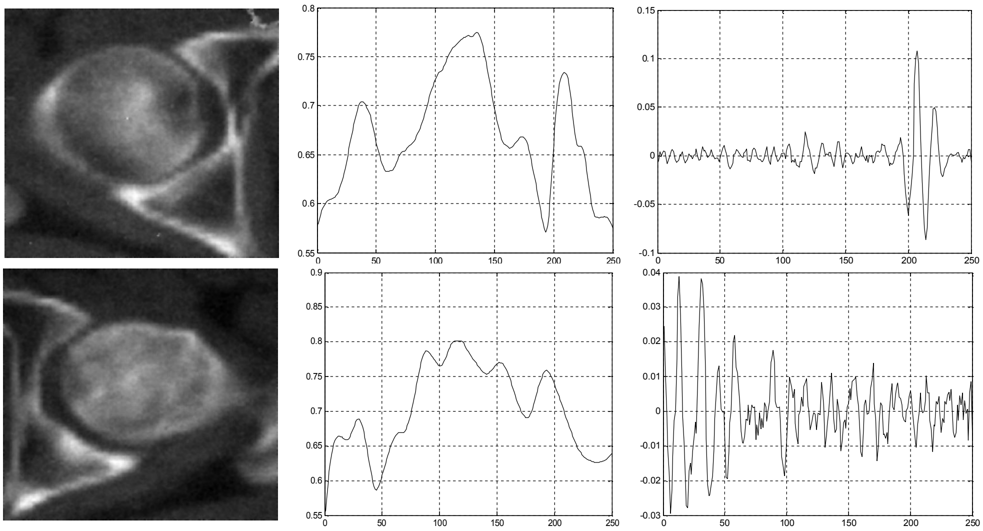
Учитывая отмеченные проблемы прямого визуального анализа и классификации радиологических изображений костных структур, пораженных остеопорозом, «тонкую диагностику», по нашему мнению, целесообразно проводить на основании анализа особенностей яркостно-пространственных срезов изображений костных структур.

Базируясь на общих физических принципах, томографическое изображение костной структуры $I(x,y)$ можно представить в виде

$$I(x,y) = s(x,y) + z(x,y) + n(x,y)\,, \qquad (1)$$

где $s(x,y)$ представляет собой низкочастотную нестационарную компоненту, характеризующую изменение общего фона изображения костной структуры; $z(x,y)$ – высокочастотная стационарная составляющая, характеризующая динамику изменения пористости структуры, которую, собственно говоря, и можно рассматривать в виде аналога изображения текстуры; $n(x,y)$ – измерительный шум.

Нейтрализация влияния измерительного шума базируется на использовании стандартных методов фильтрации, поэтому основной является задача выделения компонент $s(x,y)$ и $z(x,y)$ из анализируемого изображения $I(x,y)$. С этой целью нами был использован селективный метод автоморфного отображения [3], причем в качестве $s(x,y)$ использовалось первое, а в качестве $z(x,y)$ – второе собственные изображения автоморфного отображения (рис. 1).



а) б) в)

Рисунок 1 – Томографическое изображение тазобедренного сустава (верхний ряд – здоровый сустав, нижний ряд – больной): а) – оригинал; б) – $s(x,y_{120})$; в) – $z(x,y_{120})$

На рис. 1 показаны томографические изображения здорового и больного тазобедренного суставов и яркостно-пространственные срезы 120-х строк, составляющих $s(x,y)$ и $z(x,y)$ соответственно.

В соответствии с рассмотрением костной структуры в виде аналога пористой текстуры компоненту $z(x,y_{const})$ можно выразить в виде

$$z(x) = z(x\ \ ,y_{const}) = \sum_{j=1}^{J} b_j(x)\delta(x-x_j) + a(x)\,, \qquad (2)$$

где $b(x)$ рассматривается в виде функциональной зависимости, характеризующей огибающую пространственного изменения яркости пористой структуры; x_j – расстояние между порами; $a(x)$ – шумовая непредсказуемая компонента. Поскольку в больной кости размер пор и их взаимное расстояние должны быть больше, чем для здоровой кости, то может показаться, что решение задачи диагностики возможно на основе использования методов спектрального анализа, поскольку для больной кости должна доминировать низкочастотная компонента, что, однако, не соответствует действительности, как это следует из рассмотрения нормированных энергетических Фурье-спектров компонент $z(x)$ (рис. 1в), представленных на рис. 2, в предположении, что $x_k - x_{k-1} = 1$.

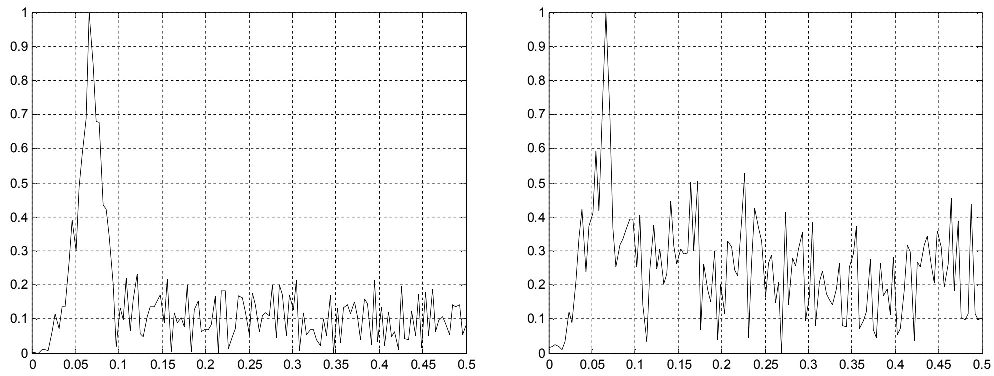


Рисунок 2 – Нормированные энергетические Фурье-спектры высокочастотных компонент, представленных на рис. 1в): а) – здоровый сустав; б) – больной

Из анализа рис. 2 следует, что интенсивность спектра $|Z(f)|$ на частотах $f \geq 0{,}1$ для больной кости действительно в два раза больше, чем для здоровой, однако это отличие не носит качественного характера, поскольку максимумы обоих характеристик $|Z(f)|$ расположены на одинаковой частоте $f \approx 0{,}07$, что не позволяет классифицировать структуры по виду их спектральной характеристики.

Исходя из вида спектральных характеристик $|Z(f)|$, модель костной структуры (2) можно представить в виде

$$z(x) \cong z_0 + \sum_{k=1}^{K} b_k \cos(2\pi f_k x + \varphi_k) + a(x), \qquad (3)$$

где z_0 характеризует среднее значение яркостного фона, b_k, f_k и φ_k – амплитуды, частоты и фазы скрытых периодичностей ($f_1 \approx 0{,}07$ – доминирующая гармоника, отражающая среднюю «плотность» заполнения порами костной структуры).

В свою очередь, модель (3) может быть представлена в виде модели авторегрессии [4]

$$z(x) = z_0 + \sum_{l=1}^{P=2K} d(l) z(x-l) + a(x), \qquad (4)$$

где $d(l)$ – вектор коэффициентов линейного предсказания, а P – порядок модели линейного предсказания.

В рамках модели (4) предполагается, что $a(x)$ является входной последовательностью линейного фильтра, формирующего выходную последовательность $z(x)$, причем под $a(x)$ понимается ошибка прогноза, т.е.

$$a(x) = z(x) - \hat{z}(x)\,, \qquad (5)$$

которая должна удовлетворять условиям

$$E\{a(x)\} = 0; \quad E\{a(x_k)a(x_l)\} = \sigma_a^2 \delta(k-l)\,, \qquad (6)$$

где E – оператор математического ожидания. Такой подход к модели пористой структуры открывает возможность вычисления параметрической спектральной характеристики $\left|\hat{Z}(f)\right|$ на основе выражения [4]

$$\left|\hat{Z}(f)\right| = \frac{\sigma_a{}^2}{[1 - \sum_{l=1}^{P} d(l)\exp(-j2\pi l\Delta x f)]^2}\,, \qquad (7)$$

обеспечивающего более высокую разрешающую способность спектрального анализа по сравнению с классическими методами Фурье-спектроскопии.

На рис. 3 представлены параметрические спектры для данных на рис. 1в) и порядке модели линейного предсказания $P = 14$.

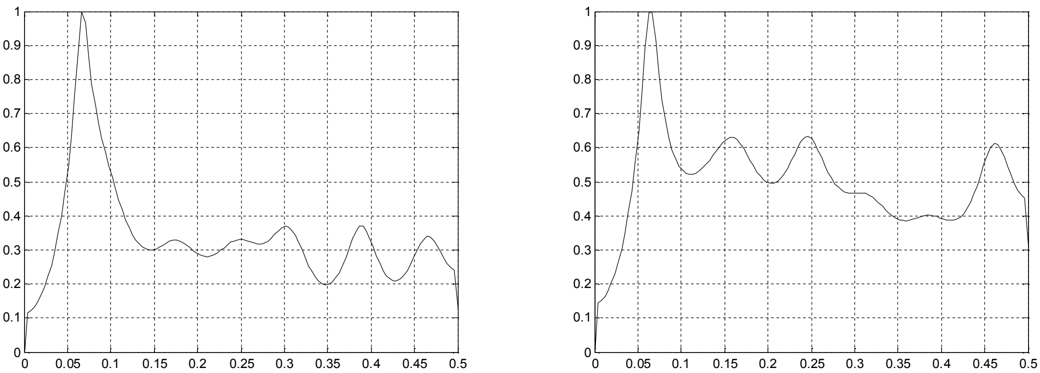


Рисунок 3 – Нормированные параметрические спектры $\left|\hat{Z}(f)\right|$ высокочастотных компонент (рис. 1в): а) – здоровый сустав; б) – больной

Из рассмотрения рис. 3 следует, что на зависимости $\left|\hat{Z}(f)\right|$, как и на рис. 2, выделяется доминирующая гармоника f_1, а сами спектры не имеют каких-либо качественных отличий.

Из общего анализа представленных результатов можно сделать следующие выводы.

1. Среднее количество пор как для больного, так и для здорового участков остается примерно одинаковым, что не позволяет использовать стандартные методы спектрального анализа для диагностики потенциального развития остеопороза на ранней стадии заболевания.

2. Если исходить из того, что развитие остеопороза приводит к увеличению размеров пор, без изменения их среднего количества в пределах каждого выборочного яркостно-пространственного среза, то задачей диагностики является выявление пространственного взаимодействия пор, что диктует необходимость перехода от линейных моделей типа (2) и (3) к классу нелинейных моделей.

Классификация как задача нелинейной фильтрации

Вольтерра показал [5], что для стационарной нелинейной системы с конечной памятью соотношение между входом $u(t)$ и выходом $v(t)$ можно записать как

$$v(t)=\int_0^\infty h_1(\tau)u(t-\tau)d\tau+\int_0^\infty\int_0^\infty h_2(\tau_1,\tau_2)u(t-\tau_1)u(t-\tau_2)d\tau_1 d\tau_2+\int_0^\infty\int_0^\infty\int_0^\infty h_3(\tau_1,\tau_2,\tau_3)..., \quad (8)$$

где $h_1(\tau)$; $h_2(\tau_1,\tau_2)$; $h_3(\tau_1,\tau_2,\tau_3)$ – ядра Вольтерра, являющиеся симметричными функциями, причем член первого порядка представляет собой интеграл свертки линейной системы. Функциональный смысл ядер Вольтерра заключается в проведении аналогии между ними и взаимодействием нескольких импульсов. Поскольку ядро первого порядка рассматривается как модель, с помощью которой учитывается влияние прошлых значений сигнала на реакцию в настоящий момент, то ядра Вольтерра высших порядков можно представить как модель, описывающую зависимость значения выходного сигнала в настоящий момент от взаимодействия прошлых значений входного сигнала.

Алгоритмы вычисления ядер Вольтерра подробно описаны в [6]. Однако применительно к рассматриваемой в работе задаче классификации костных структур, применение модели (8) наталкивается на одну трудность – что рассматривать в качестве входного сигнала $u(t)\equiv u(x)$? В авторегрессионной модели (4) сигналом на входе формирующего фильтра рассматривается ошибка прогноза $a(x)$, однако для модели (8) такой подход неприемлем. Поэтому решение задачи базируется на использовании двух гипотез: 1) высокочастотная компонента $z(x,y)$ рассматривается в виде инновационной составляющей на входе формирующего фильтра для низкочастотной компоненты $s(x,y)$; 2) формирующий фильтр для компоненты $s(x,y)$ является нелинейным и описывается системой Вольтерра второго порядка.

Поскольку процедура «прямого» спектрального анализа зависимостей $z(x)$ не приводит к каким-либо качественно различающимся результатам, то основная идея предлагаемого подхода заключается в анализе именно ядер Вольтерра второго порядка $h(x_1,x_2)$.

На рис. 4 представлены результаты, полученные для данных, показанных на рис. 1.

Если рассматривать изображения ядер Вольтерра второго порядка в виде изображений «виртуальных аналогов» текстур, то из анализа рис. 4 а) следует, что здоровая кость является мелкопористой, а больная – крупнопористой, что, собственно говоря, и соответствует модели развития остеопороза. С физической точки зрения это означает, что здоровая кость имеет меньшую «пространственную память» $\Delta x = x_1 - x_2$, по сравнению с больной, что следует из анализа диагональных срезов ядер Вольтерра на рис. 4 б) и проявляющихся в наличии интенсивной высокочастотной компоненты у здоровой кости (рис. 4 в), тогда как у больной кости доминируют низкочастотные состав-

ляющие. Таким образом, если прямой спектральный анализ яркостно-пространственных срезов не дает положительных результатов, то Фурье-анализ диагональных срезов ядер второго порядка выявляет «тонкое» различие в структурах больной и здоровой кости и может служить количественным критерием этого отличия (у здоровой кости частота второй доминирующей гармоники $f_2 \approx 0{,}17$, а у больной – $f_2 \approx 0{,}06$).

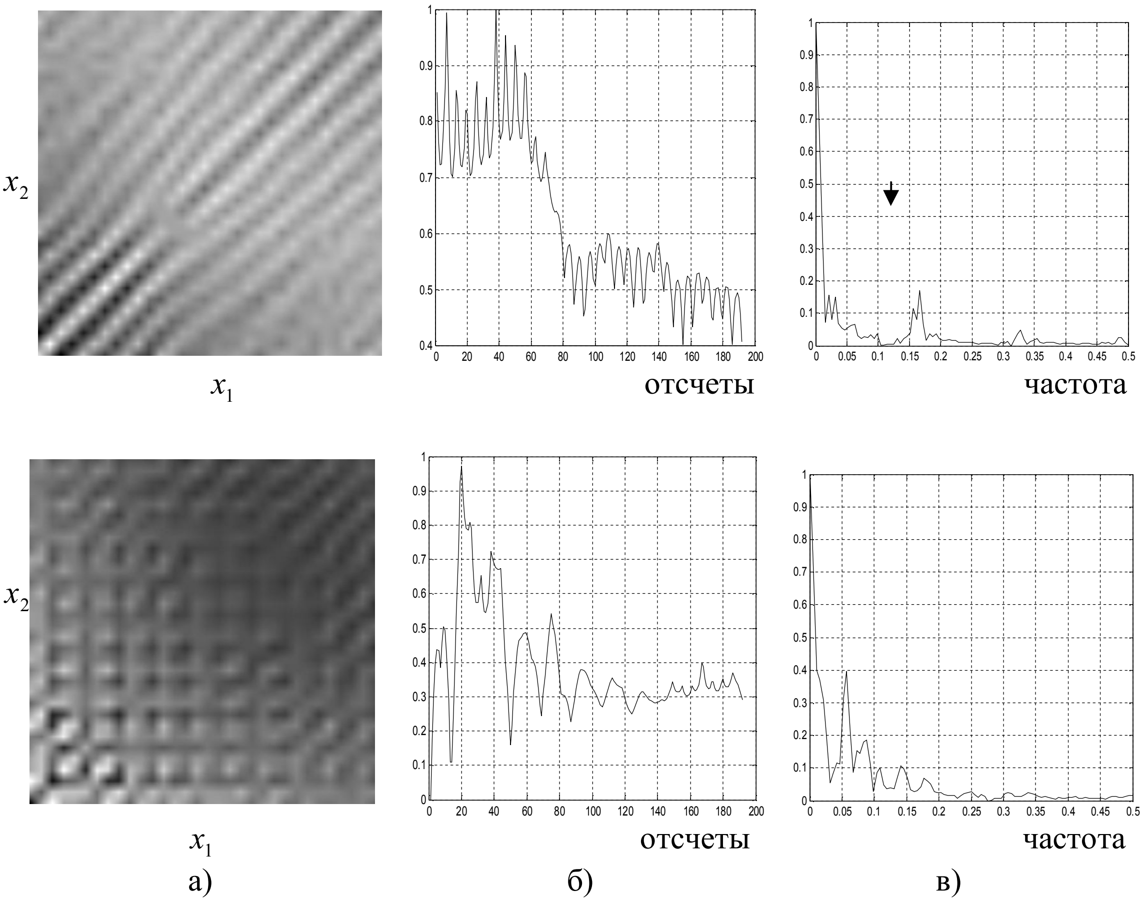


Рисунок 4 – Результаты классификации радиологических изображений, представленных на рис. 1 (верхний ряд – здоровый сустав; нижний – больной): а) $h(x_1, x_2)$; б) диагональный яркостно-пространственный срез «а»; в) энергетический Фурье-спектр диагональных срезов

Заключение

1. Метод анализа радиологических изображений в пространстве признаков ядер Вольтерра позволяет проводить качественную и количественную классификацию костных структур на предмет выявления заболевания остеопорозом.

2. Теоретическая особенность метода заключается в рассмотрении анализируемого изображения в виде суммы двух компонент: низкочастотной – характеризующей изменение общего фона костной структуры, и высокочастотной – характеризующей динамику изменения пористости структуры, причем эта компонента рассматривается в качестве входа нелинейного формирующего фильтра, описываемого системой Вольтерра второго порядка, для низкочастотной фоновой составляющей.

3. Качественная диагностика возможна на основе анализа изображений ядер второго порядка при рассмотрении их в качестве виртуального аналога изображений текстур, а количественная – на основе спектрального Фурье-анализа их диагональных срезов.

4. Проведенные исследования показывают, что предложенный подход имеет значительный потенциал дальнейшего развития применительно к задачам классификации, например, на основе дополнительного применения методов биспектрального анализа.

Литература

1. Pratt W.K. Digital Image Processing: PIKS Inside, Third Edition / Pratt W.K. . – N.Y : John Wiley & Sons, 2001. – 783 p.
2. Физика визуализации изображений в медицине / под ред. С. Уэбба. – М. : Мир, 1991. – Т. 1. – 406 с.
3. Ахметшина Л.Г. Адаптивная фильтрация шумов в сигналах и изображениях: метод селективного сингулярного разложения автоморфного отображения / Л.Г. Ахметшина // Искусственный интеллект. – 2005. – № 3. – С. 328-335.
4. Марпл С.Л. Цифровой спектральный анализ и его приложения / Марпл С.Л. – М. : Мир, 1990. – 584 с.
5. Bussgang J.J. Analysis of nonlinear systems with multiple inputs / J.J. Bussgang, L. Ehrman, J.W. Graham // Proc. IEEE. – 1974. – Vol. 62. – P. 1088-1119.
6. Мармарелис П. Анализ физиологических систем: метод белого шума / П. Мармарелис, В. Мармарелис . – М. : Мир, 1981. – 480 с.

О.М. Ахметшин, К.О. Ахметшин

Класифікація радіологічних зображень у просторі ознак ядер Вольтерра

Розглянуто інформаційні можливості нового методу класифікації радіологічних зображень. Суть методу полягає у розподілі аналізованих компонент на дві складові, при цьому високочастотна компонента розглядається як вхідна, а низькочастотна – як вихідна компонента нелінійного формуючого фільтра Вольтерра другого порядку. Представлені результати реальної перевірки працездатності методу.

A.M. Akhmetshyn, K.A. Akhmetshyn

Classification of Radiological Images in a Space of Volterra Kernel Features

Information possibilities of a new method classification of radiological images are considered. The main idea of the method is based on separation of analyzed image on two components: high-frequency component is input and low-frequency one is output nonlinear forming Volterra filter of second order. The results of real testing of the method possibilities are presented.

Статья поступила в редакцию 02.07.2009.